



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104715133 A

(43) 申请公布日 2015. 06. 17

(21) 申请号 201410769216. 4

(22) 申请日 2014. 12. 12

(71) 申请人 中国科学院力学研究所

地址 100190 北京市海淀区北四环西路 15 号

(72) 发明人 马欢 张珩 李文皓

(74) 专利代理机构 北京和信华成知识产权代理
事务所 (普通合伙) 11390

代理人 胡剑辉

(51) Int. Cl.

G06F 19/00(2011. 01)

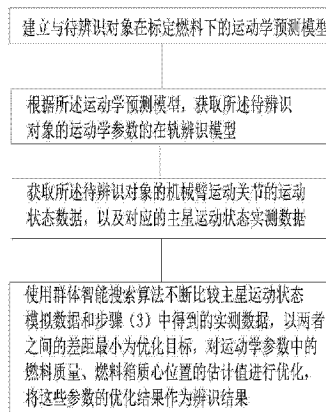
权利要求书3页 说明书13页 附图2页

(54) 发明名称

一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法和装置

(57) 摘要

本发明公开一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法, 其能够克服现有技术的缺陷以实现主星运动学参数在轨辨识, 不需要消耗外界材质和能量, 易于实现, 泛用性强。包括步骤: (1) 建立与待辨识对象在标定燃料下的运动学预测模型; (2) 根据所述运动学预测模型, 获取所述待辨识对象的运动学参数的在轨辨识模型; (3) 获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据, 以及对应的主星运动状态实测数据; (4) 使用群体智能搜索算法不断比较主星运动状态模拟数据和步骤 (3) 中得到的实测数据, 以两者之间的差距最小为优化目标, 对运动学参数中的燃料质量、燃料箱质心位置的估计值进行优化, 将这些参数的优化结果作为辨识结果。



1. 一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法,其特征在于,包括以下步骤:

- (1) 建立与待辨识对象在标定燃料下的运动学预测模型;
- (2) 根据所述运动学预测模型,获取所述待辨识对象的运动学参数的在轨辨识模型;
- (3) 获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据,以及对应的主星运动状态实测数据;

(4) 使用群体智能搜索算法不断比较主星运动状态模拟数据和步骤(3)中得到的实测数据,以两者之间的差距最小为优化目标,对运动学参数中的燃料质量、燃料箱质心位置的估计值进行优化,将这些参数的优化结果作为辨识结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述待辨识对象是星-臂耦合系统。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述运动学预测模型为:

$$\bar{I}_S \dot{\phi}_S + \bar{I}_M \dot{\phi}_M = L_0$$

其中,所述待辨识对象的主星的广义雅克比矩阵 \bar{I}_S 为:

$$\bar{I}_S = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i^i [I_i] {}^i A_A \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{x}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \alpha} \left({}^0 A_j^j a_j + {}^0 A_{j-1}^{j-1} b_{j-1} \right) \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i^i [I_i] {}^i A_A \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{y}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \beta} \left({}^0 A_j^j a_j + {}^0 A_{j-1}^{j-1} b_{j-1} \right) \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i^i [I_i] {}^i A_A \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{z}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \gamma} \left({}^0 A_j^j a_j + {}^0 A_{j-1}^{j-1} b_{j-1} \right) \right)^T \end{bmatrix}^T$$

所述待辨识对象的机械臂的广义雅克比矩阵 \bar{I}_M 为:

$$\bar{I}_M = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^n \left({}^A A_i^i [I_i] {}^i A_A \right) {}^A A_i^i \hat{z}_i + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{i1} \right)^T \\ \vdots \\ \left(\sum_{i=n}^n \left({}^A A_i^i [I_i] {}^i A_A \right) {}^A A_n^n \hat{z}_n + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{in} \right)^T \end{bmatrix}^T$$

$\dot{\phi}_S = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix}$ 为主星姿态角速度, $\dot{\phi}_M = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \vdots \\ \dot{\theta}_n \end{bmatrix}$ 为机械臂关节角速度, L_0 为惯性坐标系下的初始角动量。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述在轨辨识模型为:

$$\dot{\theta}_{base} = f(M_{fuel}, \bar{b}_{fuel}, \dot{\theta}_{arm}, \theta_{arm(1,2)}, \theta_{base})。$$

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,步骤(3)中所述机械臂运动关节的运动状态数据通过机械臂运动关节的角速度传感器、角度传感器、以及力矩传感器获取,所述主星运动状态实测数据通过姿态测量传感器件实时测量得到。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,步骤(4)包括以下分步骤:

(4.1) 建立与优化相关联的四维搜索空间,其每个维与每个待优化参数一一对应,空间的大小受待优化参数的取值范围约束;在该搜索空间中随机分布 N 个初代种子,计算每个种子所处位置的评估函数 $e(n)$ 的值

$$e(n) = e(M_{fuel}, \vec{b}_{fuel}) = \log \left[\left(\frac{w_x - w'_x}{w'_x} \right)^2 + \left(\frac{w_y - w'_y}{w'_y} \right)^2 + \left(\frac{w_z - w'_z}{w'_z} \right)^2 \right]; \text{ 求使 } e \text{ 达到最小的燃}$$

料质量 M_{fuel} 和燃料箱质心位置 \vec{b}_{fuel} ;

(4.2) 从当代种子中抽取一个评价函数值较大的种子作为父本,抽中粒子 n 为种子的概率 $p(S = n)$ 满足:

$$\xi(k) = \left[\max_k e(k) - e(k) \right]^{K_p}, k = 1, 2, \dots, K$$

$$p(k) = \frac{\xi(k)}{\sum_{k=1}^K \xi(k)}$$

其中, N 为每代粒子总数, $f(n)$ 为粒子 n 的评价函数, $\xi(n)$ 为粒子 n 的适应度函数,将适应度函数归一化即为粒子成为种子的概率; K_p 为指定的参数,用于控制收敛速度, K_p 较大时,表现较好的粒子就有更大概率成为种子,算法收敛速度更快; K_p 较小时,表现不好的粒子也能获得相当机会; K_p 的取值在 $1 \sim 2$ 之间;

(4.3) 设每个种子所生成的单个新粒子的位置为随机变量 x , 令其服从如下 K 维高斯分布:

$$x \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

K 为优化问题的参数维数,令多维高斯分布的均值向量 μ 为该种子的位置,协方差矩阵 Σ 满足下式:

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [x_i(n) - \mu_i][x_j(n) - \mu_j]$$

$$\Sigma = K_{\Sigma} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1K} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2K} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sigma_{K1} & \sigma_{K2} & \cdots & \sigma_{KK} \end{bmatrix}$$

其中, μ_i 为种子位置的第 i 轴分量, $x_i(n)$ 为粒子 n 位置 $x(n)$ 的第 i 轴分量, K_{Σ} 为设定的比例系数或比例矩阵,用于调节收敛速度和搜索能力; K_{Σ} 越大则由种子生成的新粒子分布越弥散,收敛速度越慢; K_{Σ} 的取值范围在 $0 \sim 1$ 之间;若所生成粒子的位置 x 超出优化的搜索空间,则放弃该种子,重新生成;若所生成粒子有效,则计算其误差函数 e 的值,然后返回步骤 (4.2),反复抽取、生成,直到有效新粒子的数量达到 $N(n = N+1, N+2, \dots, 2N)$;

(4.4) 将所有本代粒子和有效新粒子按误差函数 e 的大小升序排列 ($n = 1, 2, \dots, 2N$),取其中 $n = 1, 2, \dots, N$ 的前 N 个粒子作为下一代粒子;

(4.5) 返回步骤 (4.2),不断迭代,直到迭代次数达到预定值,或者精度满足要求。

7. 根据权利要求 6 所述的方法,其特征在于,步骤 (4.2) 中 $K_p = 1.6$;步骤 (4.3) 中 K_{Σ}

$= 0.01$ 。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在于,种群达到第20代时停止迭代,返回此时的全局最优值作为辨识结果。

9. 一种采用根据权利要求1所述的方法的装置,其特征在于,所述装置包括:

第一建模单元,用于建立与所述待辨识对象在标定燃料下的运动学预测模型;

第二建模单元,用于根据所述运动学预测模型,获取所述待辨识对象的运动学参数的在轨辨识模型;

第一数据获取单元,用于获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据,以及主星运动状态实测数据;

第二数据获取单元,用于设定一组运动学参数的测试值,利用所述测试值和所述机械臂运动关节的运动状态数据,结合所述在轨辨识模型,得到主星运动状态模拟数据;

优化单元,用于将所述主星运动状态模拟数据和所述主星运动状态实测数据进行比较,根据比较结果,对所述运动学参数的测试值进行迭代优化,得到所述运动学参数的辨识值。

10. 根据权利要求9所述的装置,其特征在于,所述优化单元包括:比较子单元和优化子单元;

所述比较子单元,用于将所述主星运动状态模拟数据和所述主星运动状态实测数据进行比较:

$$e(n) = e(M_{fuel}, \bar{b}_{fuel}) = \log \left[\left(\frac{w_x - w'_x}{w'_x} \right)^2 + \left(\frac{w_y - w'_y}{w'_y} \right)^2 + \left(\frac{w_z - w'_z}{w'_z} \right)^2 \right]$$

其中, $n(n = 1, 2, \dots, N)$ 为所计算的种子序号; w'_x, w'_y, w'_z 为前述主星运动状态模拟数据的三个姿态角速度分量; w_x, w_y, w_z 为前述主星运动状态实测数据的三个姿态角速度分量;

所述优化子单元,用于采用种群智能搜索算法对所述运动学参数的测试值进行优化,使 e 达到最小。

一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及数据智能搜索的技术领域,具体地涉及一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法,以及采用该方法的装置。

背景技术

[0002] 待辨识对象的运动学参数在轨辨识具有明确的现实意义。尤其是作为一种待辨识对象的星-臂耦合系统,对于进行空间遥操作任务的航天器,在轨飞行时的燃料消耗不可避免。随着燃料的不断消耗,星-臂耦合系统的运动学参数,例如质量、转动惯量等,都会发生改变。因此,对于在轨操作的任务规划以及机械臂在线路径规划中,星-臂耦合系统的运动学参数的变化量的获取,是非常重要的输入条件。

[0003] 目前,现有技术的运动学参数在轨辨识方法,主要有三种:

[0004] (1) 凭借助推器施加外力,通过测量机器人各关节的加速度信号,求解牛顿-欧拉运动方程来辨识运动学参数。该方法的缺点在于:需要消耗燃料,而且不易获得精确的关节加速度及力矩信息。

[0005] (2) 不施加外力,仅驱动机械臂关节转动,通过测量转动前后主星姿态和位置变化,基于动量和角动量守恒定律来辨识运动学参数。该方法的缺点在于:为求解所有的运动学参数,需要获得足够数量的方程,此时,必须要驱动多个关节运动;且该方法除了需要获取角动量之外,还要同时获取线动量,但是在现有技术水平下,卫星线动量的实时测量精度远低于角动量,达不到参数辨识所需精度。

[0006] (3) 通过运动学仿真建立样本库,对多层前向神经网络进行训练,采用训练好的神经网络进行运动学参数的在轨辨识。该方法的缺点在于:适应性较差,只能在预先选定的样本空间参数范围内运作,缺乏对不同关节工作空间的外推能力,难以用于机械臂末端载荷未知的情况。另外,当机器人关节自由度以及待辨识参数较多时,神经网络很难设计、训练。

发明内容

[0007] 本发明的技术解决问题是:克服现有技术的不足,提供一种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法,其能够克服现有技术的缺陷以实现主星运动学参数在轨辨识,不需要消耗外界材质和能量,易于实现,泛用性强。

[0008] 本发明的技术解决方案是:这种待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法,包括以下步骤:

[0009] (1) 建立与待辨识对象在标定燃料下的运动学预测模型;

[0010] (2) 根据所述运动学预测模型,获取所述待辨识对象的运动学参数的在轨辨识模型;

[0011] (3) 获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据,以及对应的主星运动状态实测数据;

[0012] (4) 使用群体智能搜索算法不断比较主星运动状态模拟数据和步骤(3)中得到的

实测数据,以两者之间的差距最小为优化目标,对运动学参数中的燃料质量、燃料箱质心位置的估计值进行优化,将这些参数的优化结果作为辨识结果。

[0013] 本发明具有如下有益效果:

[0014] 第一:该方法只需要获取所述待辨识对象(尤其是星-臂耦合系统)的机械臂运动关节的运动状态数据,具体的,通过机械臂转动影响主星的姿态,从而测量主星姿态的角速度来获取所述运动状态数据。由此可见,本方法无需借助外力即可实现,因此不需要消耗外界材质和能量。

[0015] 第二:该方法仅需要测量角动量的信息而无需测量线动量信息。由于在空间测量中,动态的角动量信息的测量精度可以很高,但是动态线动量的测量精度难以保证,一般需要长时间的累积测量滤波才能收敛。由此可见,本发明所述方法与现有技术相比,更易于实现。

[0016] 第三:该方法不需要限定任务空间,不像神经网络辨识必须先设定好的任务空间内进行训练,辨识也必须在训练空间的包络范围内。因此本发明具有较强的泛用性。

附图说明

[0017] 图1为根据本发明的待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法的流程图;

[0018] 图2为根据本发明的待辨识对象的运动学参数在轨辨识装置的结构示意图;

[0019] 图3为根据本发明的待辨识对象的运动学参数在轨辨识方法的步骤(4)的流程图。

具体实施方式

[0020] 下文中将结合附图对本发明的实施例进行详细说明。需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互任意组合。

[0021] 本发明讨论的待辨识对象的运动学参数在轨辨识具体为:通过在特定的安全路径下驱动机械臂,并测量机械臂运动和主星运动的状态数据,通过分析测量数据,辨识主星的运动学参数。该运动学参数具体可以包括:主星质量 M_{base} , 主星质心位置

$$\vec{b}_{base} = [b_{base_x}, b_{base_y}, b_{base_z}]^T, \text{ 主星转动惯量 } \mathbf{I}_{base} = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{xy} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{xz} & -I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix}。$$

[0022] 参照图1,所述方法包括以下步骤:

[0023] (1) 建立与待辨识对象在标定燃料下的运动学预测模型;

[0024] (2) 根据所述运动学预测模型,获取所述待辨识对象的运动学参数的在轨辨识模型;

[0025] (3) 获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据,以及对应的主星运动状态实测数据;

[0026] (4) 使用群体智能搜索算法不断比较主星运动状态模拟数据和步骤(3)中得到的实测数据,以两者之间的差距最小为优化目标,对运动学参数中的燃料质量、燃料箱质心位置的估计值进行优化,将这些参数的优化结果作为辨识结果。

[0027] 优选地,所述待辨识对象是星-臂耦合系统。

[0028] 具体地,所述运动学预测模型的建立过程可以如下所述:

[0029] 该星-臂耦合系统具有 n 个连杆。该 n 个连杆通过 n 个旋转关节(或者铰链)依次连接,接续到主星上。其中,每个旋转关节只有一个自由度。该系统处于无轨控推力和姿控力矩作用下的在轨飞行状态,即主星位置和姿态均不受助推器或其他类似外力控制。

[0030] 需要说明的是,本发明实施例中,在所述预测模型的建模过程中,地球扁率、大气阻尼、太阳光压、地球磁场等影响皆忽略不计,整个系统动量与角动量视为守恒。

[0031] 首先,对本发明实施例中各公式需要涉及的各项参数的定义进行说明。除特别声明之外,本发明实施例中各公式出现的参数均适合该定义,以后不再赘述。

[0032] n ,机械臂包括的连杆数;

[0033] r_i ,第 i 个连杆质心的位置矢量;

[0034] r_G ,系统质心的位置矢量;

[0035] p_n ,连杆末端的位置矢量;

[0036] l_i ,第 i 个旋转关节指向第 $(i+1)$ 个旋转关节的矢量;

[0037] a_i ,第 i 个旋转关节指向质心 i 的矢量;

[0038] b_i ,第 i 个连杆的质心指向第 $(i+1)$ 个旋转关节的矢量;

[0039] m_i ,第 i 个连杆的质量;

[0040] w ,系统总质量;

[0041] I_i ,第 i 个连杆相对于自身质心的惯量矩阵;

[0042] ω_i ,第 i 个连杆的角速度;

[0043] α, β, γ ,主星姿态三轴欧拉角;

[0044] ϕ_i ,第 i 个旋转关节的旋转角;

[0045] $\bar{\phi}_i$,第 i 个旋转关节的初始 D-H 角参数。

[0046] 下面对步骤(1)所述的建立与待辨识对象标定燃料下的运动学预测模型的过程进行详细介绍。

[0047] 步骤(1.1):定义所述星-臂耦合系统的运动学预测模型的坐标系。

[0048] 需要说明的是,在后续的公式中,每个物理量左上角标识的符号表示该物理量所处的坐标系。具体地,

[0049] (1) A 代表惯性坐标系(简称为惯性系),该坐标系固定在惯性空间。

[0050] (2) i 代表固连在第 i 个连杆上的坐标系。

[0051] 其中,坐标系 i 为机械臂第 i 个连杆的随体坐标,其原点固定在机械臂的第 i 个旋转关节上,坐标系 i 的 z 轴与第 i 个旋转关节的旋转轴保持一致,其 x 轴与 y 轴参考机械臂 D-H 参数定义。

[0052] (3) 0 代表固连在主星质心上的坐标系。

[0053] 其中,坐标系 0 为主星的随体坐标系,其原点固定在主星的质心上。主星本体坐标系与惯性坐标系之间的变换按照欧拉角定义。

[0054] (4) 从坐标系 i 到坐标系 $(i-1)$ 的变换为 ${}^{i-1}A_i$,满足如下关系:

[0055]

$${}^{i-1}A_i = E^{z\bar{\phi}_i} E^{x\psi_i} E^{z\phi_i} = \begin{pmatrix} \cos \bar{\phi}_i & -\sin \bar{\phi}_i & 0 \\ \sin \bar{\phi}_i & \cos \bar{\phi}_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \psi_i & -\sin \psi_i \\ 0 & \sin \psi_i & \cos \psi_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \phi_i & -\sin \phi_i & 0 \\ \sin \phi_i & \cos \phi_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

[0056] 步骤 (1.2): 建立所述星-臂耦合系统的运动学预测模型的基本方程组, 该基本方程组包括如下式 (2) 至式 (6) 所示。

[0057] 系统的质心位置如式 (2):

$$[0058] \quad \sum_{i=0}^n m_i r_i = r_a \sum_{i=0}^n m_i \quad (2)$$

[0059] 动量守恒方程如式 (3):

$$[0060] \quad \sum_{i=0}^n m_i \dot{r}_i = \text{const} \quad (3)$$

[0061] 角动量守恒如式 (4):

$$[0062] \quad \sum_{i=0}^n (I_i \omega_i + m_i r_i \times \dot{r}_i) = \text{const} \quad (4)$$

[0063] 两相邻连杆质心之间的几何方程如式 (5):

$$[0064] \quad r_i - r_{i-1} = a_i + b_{i-1} \quad (5)$$

[0065] 主星质心与机械臂连杆末端之间的几何方程如式 (6):

$$[0066] \quad p_n = r_0 + b_0 + \sum_{i=1}^n l_i \quad (6)$$

[0067] 步骤 (1.3): 根据所述基本方程组推导得到所述星-臂耦合系统的运动学预测模型。

[0068] 将式 (5) 展开至 r_0 , 得式 (7):

$$[0069] \quad r_i = \sum_{l=1}^i a_l + b_{l-1} + r_0, i \geq 1 \quad (7)$$

[0070] 代入式 (2), 得:

$$[0071] \quad r_G \sum_{i=0}^n m_i = \sum_{i=0}^n m_i r_i = r_0 \sum_{i=0}^n m_i + \sum_{i=1}^n \left[m_i \sum_{l=1}^i a_l + b_{l-1} \right]$$

$$[0072] \quad r_G = r_0 + \frac{\sum_{i=1}^n \left[m_i \sum_{l=1}^i a_l + b_{l-1} \right]}{w} \quad (8)$$

[0073] 其中 $w = \sum_{i=0}^n m_i$ 再将 r_0 代回式 (5), 得:

$$\begin{aligned}
r_i &= \frac{\sum_{j=0}^n m_j \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1})}{w} + r_G - \frac{\sum_{j=1}^n \left[m_j \sum_{l=1}^j (a_l + b_{l-1}) \right]}{w} \\
&= \frac{1}{w} m_0 \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1}) + \frac{1}{w} \sum_{j=1}^n m_j \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1}) - \frac{1}{w} \sum_{j=1}^n m_j \sum_{l=1}^j (a_l + b_{l-1}) + r_G \\
&= \frac{1}{w} \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1}) \cdot m_0 + \frac{1}{w} \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1}) \left[\sum_{j=1}^n m_j - \sum_{j=l}^n m_j \right] - \frac{1}{w} \sum_{l=i+1}^n (a_l + b_{l-1}) \sum_{j=l}^n m_j + r_G \quad (9) \\
&= \frac{1}{w} \sum_{l=1}^i (a_l + b_{l-1}) \sum_{j=0}^{l-1} m_j - \frac{1}{w} \sum_{l=i+1}^n (a_l + b_{l-1}) \sum_{j=l}^n m_j + r_G \\
&= \sum_{l=1}^n (a_l + b_{l-1}) \cdot K_{il} + r_G
\end{aligned}$$

[0074] 其中各量均为在惯性系下的表达,即得式(10):

$$[0075] \quad {}^A r_i = \sum_{l=1}^n {}^A A_l {}^l a_l + {}^A A_{l-1} {}^{l-1} b_{l-1} \cdot K_{il} + {}^A r_G \quad (10)$$

$$[0076] \quad \text{其中 } K_{il} = \begin{cases} \frac{1}{w} \sum_{j=0}^{l-1} m_j, i \geq l \\ -\frac{1}{w} \sum_{j=l}^n m_j, i < l \end{cases}$$

[0077] 式(10)中 a_l, b_l, K_{il} 都是与时间无关的常量。

[0078] 对式(10)求导,得式(11):

$$[0079] \quad {}^A \dot{r}_i - {}^A \dot{r}_G = \sum_{j=1}^n K_{ij} {}^A \dot{A}_j {}^j a_j + {}^A \dot{A}_{j-1} {}^{j-1} a_{j-1} \quad (11)$$

[0080] 首先注意到:

$$[0081] \quad \begin{aligned} {}^A A_i &= {}^A A_0 {}^0 A_1 \cdots {}^{i-2} A_{i-1} {}^{i-1} A_i \\ &= E^{z\gamma} E^{y\beta} E^{x\alpha} E^{z\phi_1} E^{x\psi_1} \cdots E^{z\phi_{i-1}} E^{x\psi_{i-1}} E^{z\phi_i} E^{x\psi_i} \end{aligned} \quad (12)$$

[0082] 其中:

[0083]

$$E^{z\gamma} = \begin{pmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, E^{y\beta} = \begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix}, E^{x\alpha} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (13)$$

[0084] 则有:

$$\begin{aligned}
[0085] \quad {}^A \dot{A}_i &= \frac{d}{dt} {}^A A_0 {}^0 A_1 \cdots {}^{i-2} A_{i-1} {}^{i-1} A_i \\
&= {}^A \dot{A}_0 {}^0 A_1 \cdots {}^{i-2} A_{i-1} {}^{i-1} A_i + {}^A A_0 {}^0 \dot{A}_1 \cdots {}^{i-2} A_{i-1} {}^{i-1} A_i + \cdots \\
&\quad + {}^A A_0 {}^0 A_1 \cdots {}^{i-2} \dot{A}_{i-1} {}^{i-1} A_i + {}^A A_0 {}^0 A_1 \cdots {}^{i-2} A_{i-1} {}^{i-1} \dot{A}_i
\end{aligned} \quad (14)$$

[0086] 其中:

$$\begin{aligned}
[0087] \quad {}^{i-1}\dot{A}_i &= \dot{\phi}_i \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} E^{z\phi_i} E^{x\psi_i} \\
&= \dot{\phi}_i D^z E^{z\phi_i} E^{x\psi_i}, \quad i \geq 1 \\
&\equiv \dot{\phi}_i \frac{\partial^{i-1} A_i}{\partial \phi_i}
\end{aligned} \tag{15}$$

[0088]

$$\begin{aligned}
{}^A\dot{A}_0 &= \frac{d}{dt} E^{z\gamma} E^{y\beta} E^{x\alpha} \\
&= \dot{\gamma} \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} E^{z\gamma} E^{y\beta} E^{x\alpha} + \dot{\beta} E^{z\gamma} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} E^{y\beta} E^{x\alpha} + \dot{\alpha} E^{z\gamma} E^{y\beta} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} E^{x\alpha} \\
&= \dot{\gamma} D^z E^{z\gamma} E^{y\beta} E^{x\alpha} + \dot{\beta} E^{z\gamma} D^y E^{y\beta} E^{x\alpha} + \dot{\alpha} E^{z\gamma} E^{y\beta} D^x E^{x\alpha} \\
&\equiv \dot{\gamma} \frac{\partial^A A_0}{\partial \gamma} + \dot{\beta} \frac{\partial^A A_0}{\partial \beta} + \dot{\alpha} \frac{\partial^A A_0}{\partial \alpha}
\end{aligned} \tag{16}$$

[0089] 代入式 (11) 中, 可得式 (17) :

[0090]

$$\begin{aligned}
{}^A\dot{r}_i - {}^A\dot{r}_G &= \sum_{j=1}^n K_{ij} \left({}^A\dot{A}_j {}^j a_j + {}^A\dot{A}_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1} \right) \\
&= \sum_{j=1}^n K_{ij} \left[\left[\left(\dot{\gamma} \frac{\partial^A A_0}{\partial \gamma} + \dot{\beta} \frac{\partial^A A_0}{\partial \beta} + \dot{\alpha} \frac{\partial^A A_0}{\partial \alpha} \right) {}^0 A_j + \sum_{l=1}^j \left(\dot{\phi}_l {}^A A_{l-1} \frac{\partial^{l-1} A_l}{} {}^l A_j \right) \right] {}^j a_j \right. \\
&\quad \left. + \left[\left(\dot{\gamma} \frac{\partial^A A_0}{\partial \gamma} + \dot{\beta} \frac{\partial^A A_0}{\partial \beta} + \dot{\alpha} \frac{\partial^A A_0}{\partial \alpha} \right) {}^0 A_{j-1} + \sum_{l=1}^{j-1} \left(\dot{\phi}_l {}^A A_{l-1} \frac{\partial^{l-1} A_l}{} {}^l A_{j-1} \right) \right] {}^{j-1} b_{j-1} \right] \\
&= \sum_{j=1}^n K_{ij} \left(\dot{\gamma} \frac{\partial^A A_0}{\partial \gamma} + \dot{\beta} \frac{\partial^A A_0}{\partial \beta} + \dot{\alpha} \frac{\partial^A A_0}{\partial \alpha} \right) ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}) + \sum_{l=1}^j v_{il} \dot{\phi}_l
\end{aligned} \tag{17}$$

[0091] 其中 v_{ij} 为 :

$$[0092] \quad v_{il} = \sum_{j=l}^n K_{ij} \left({}^A A_{l-1} \frac{\partial^{l-1} A_l}{} {}^l A_j {}^j a_j \right) + \sum_{j=l+1}^n K_{ij} \left({}^A A_{l-1} \frac{\partial^{l-1} A_l}{} {}^l A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1} \right) \tag{18}$$

[0093] 与 r 的几何关系类似, 可有式 (19) :

$$[0094] \quad {}^A\omega_i = \sum_{j=0}^i {}^A A_j {}^j \omega_j = {}^A A_0 ({}^0 \hat{x}_0 \dot{\alpha} + {}^0 \hat{y}_0 \dot{\beta} + {}^0 \hat{z}_0 \dot{\gamma}) + \sum_{j=1}^i {}^A A_j {}^j \hat{z}_j \dot{\phi}_j + \omega_G \tag{19}$$

[0095] 其中 ${}^j \hat{z}_j$ 为 j 坐标中的 z 轴单位矢量, ω_G 为系统初始角速度。将式 (17) 和式 (18) 代入式 (4), 令初始角动量为 0, 在惯性坐标中, 左边第一项为 :

[0096]

$$\begin{aligned}
\sum_{i=0}^n I_i \omega_i &= \sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) \left({}^A A_0 ({}^0 \hat{x}_0 \dot{\alpha} + {}^0 \hat{y}_0 \dot{\beta} + {}^0 \hat{z}_0 \dot{\gamma}) + \sum_{j=1}^i ({}^A A_j {}^j \hat{z}_j) \dot{\phi}_j + \omega_G \right) \\
&= \left[\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{x}_0, \sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{y}_0, \sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{z}_0, \right. \\
&\quad \left. \sum_{i=1}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_1 {}^1 \hat{z}_1, \dots, \sum_{i=n}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_n {}^n \hat{z}_n \right] \\
&\quad \cdot [\dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\gamma}, \dot{\phi}_1, \dots, \dot{\phi}_n]^T + \sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) \omega_G
\end{aligned} \tag{20}$$

[0097] 第二项为：

[0098]

$$\begin{aligned}
&\sum_{i=0}^n m_i r_i \times \dot{r}_i \\
&= \sum_{i=0}^n m_i {}^A r_i \times \left[\sum_{j=1}^n K_{ij} \left(\dot{\gamma} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \gamma} + \dot{\beta} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \beta} + \dot{\alpha} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \alpha} \right) ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}) + \sum_{j=1}^n v_{ij} \dot{\phi}_j + \dot{r}_G \right] \\
&= \sum_{i=0}^n m_i \left[{}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \alpha} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}), {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \beta} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}), \right. \\
&\quad \left. {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \gamma} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}), {}^A r_i \times v_{i1}, {}^A r_i \times v_{i2}, \dots, {}^A r_i \times v_{in} \right] \\
&\quad \cdot [\dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\gamma}, \dot{\phi}_1, \dots, \dot{\phi}_n]^T + \sum_{i=0}^n m_i {}^A r_i \times \dot{r}_G
\end{aligned} \tag{21}$$

[0099] 最终合计为耦合运动学方程,即为本发明实施例所述的运动学预测模型：

$$\bar{I}_S \dot{\phi}_S + \bar{I}_M \dot{\phi}_M = L_0 \tag{22}$$

[0101] 其中,主星的广义雅克比矩阵 \bar{I}_S 为：

[0102]

$$\bar{I}_S = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{x}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \alpha} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}) \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{y}_0 \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \beta} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}) \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_0 {}^0 \hat{z}_0 \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \gamma} ({}^0 A_j {}^j a_j + {}^0 A_{j-1} {}^{j-1} b_{j-1}) \right)^T \end{bmatrix}^T \tag{23}$$

[0103] 多关节机械臂的广义雅克比矩阵 \bar{I}_M 为：

$$\bar{I}_M = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_1 {}^1 \hat{z}_1 + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{i1} \right)^T \\ \vdots \\ \left(\sum_{i=n}^n \left({}^A A_i {}^i [I_i] {}^i A_i \right) {}^A A_n {}^n \hat{z}_n + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{in} \right)^T \end{bmatrix}^T \tag{24}$$

[0105] $\dot{\phi}_S = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix}$ 为主星姿态角速度, $\dot{\phi}_M = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \vdots \\ \dot{\theta}_n \end{bmatrix}$ 为机械臂关节角速度, L_0 为惯性坐标系下的初始角动量。

[0106] 至此,完成了所述运动学预测模型的建立过程。实际应用中,在模型建立后,还需要对建立的模型进行校验和验证,以确定建立的模型和实际的输入输出之间具有良好的模拟关系。

[0107] 步骤 (2):建立运动学参数的在轨辨识模型。

[0108] 具体地,步骤 (2) 可以包括:

[0109] 步骤 (2.1):在开始辨识之前,对所述运动学预测模型进行数学变形。

[0110] 具体地,当外力矩为 $L_0 = 0$ 时,以主星姿态角速度为因变量,将式 (22) 变形得到:

$$[0111] \quad \dot{\theta}_{base} = f(M_{base}, \vec{b}_{base}, I_{base}, M_{arm}, \vec{b}_{arm}, I_{arm}, \theta_{arm}, \theta_{base}, \dot{\theta}_{arm}) \quad (25)$$

[0112] 可见,星-臂耦合系统的运动学参数的在轨辨识可转化为多参量的复杂映射问题。

[0113] 步骤 (2.2):对数学变形后得到的模型进行简化。

[0114] 具体地,如式 (25) 可见,其中包括 10 个待辨识参数,对其进行简化。具体简化过程可以为,将燃料箱相对主星所占的体积视作小量,将原待辨识的质量、惯量矩阵简化为燃料质量 M_{fuel} 和燃料箱质心位置 $\vec{b}_{fuel} = [b_{fuel(x)}, b_{fuel(y)}, b_{fuel(z)}]$, 将 10 个待辨识参数简化为 4 个待辨识参数,其转化公式如式 (26) 所示:

$$[0115] \quad M_{base} = M_{base}^0 - M_{fuel}$$

$$[0116] \quad \vec{b}_{base} = \vec{b}_{base}^0 + \frac{M_{fuel}}{M_{base}^0 - M_{fuel}} \vec{b}_{fuel}$$

$$[0117] \quad I_{xx} = I_{xx}^0 - M_{fuel} \times (b_{base_y}^2 + b_{base_z}^2) + M_{base} \times \left(\frac{M_{fuel}}{M_{base}^0 - M_{fuel}} b_{fuel(x)} \right)^2$$

$$[0118] \quad I_{yy} = I_{yy}^0 - M_{fuel} \times (b_{base_x}^2 + b_{base_z}^2) + M_{base} \times \left(\frac{M_{fuel}}{M_{base}^0 - M_{fuel}} b_{fuel(y)} \right)^2 \quad (26)$$

$$[0119] \quad I_{zz} = I_{zz}^0 - M_{fuel} \times (b_{base_x}^2 + b_{base_y}^2) + M_{base} \times \left(\frac{M_{fuel}}{M_{base}^0 - M_{fuel}} b_{fuel(z)} \right)^2$$

$$[0120] \quad I_{xy} = I_{xy}^0 + M_{fuel} \times b_{base_x} \times b_{base_y}$$

$$[0121] \quad I_{yz} = I_{yz}^0 + M_{fuel} \times b_{base_y} \times b_{base_z}$$

$$[0122] \quad I_{zx} = I_{zx}^0 + M_{fuel} \times b_{base_z} \times b_{base_x}$$

[0123] 式 (26) 中,上标 0 代表在标定的燃料质量下,主星的运动学参数的对应值,

通过式 (26), 可由 $[M_{\text{fuel}}, b_{\text{fuel}(x)}, b_{\text{fuel}(y)}, b_{\text{fuel}(z)}]$ 四个参量, 表示原需要辨识的 10 个参量主星质量 M_{base} 、主星质心位置 $\vec{b}_{\text{base}} = [b_{\text{base}_x}, b_{\text{base}_y}, b_{\text{base}_z}]^T$ 、和主星的转动惯量

$$\mathbf{I}_{\text{base}} = \begin{bmatrix} I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{xy} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{xz} & -I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix} \circ$$

[0124] 对式 (22), 令 $L_0 = 0$, 可以得到:

$$[0125] \quad \dot{\phi}_S = -\bar{I}_S^{-1} \bar{I}_M \dot{\phi}_M \quad (27)$$

[0126] 考虑到式 (27) 中, 主星姿态角速度与机械臂关节角速度之间为线性关系, 因此在仅转动一个旋转关节 (即令 n 维向量 $\dot{\phi}_M$ 中的 $(n-1)$ 个分量为 0) 的基础上, 可以将不同的关节角速度归一到同一尺度上, 得到式 (28)。

$$[0127] \quad \dot{\phi}_S / \dot{\phi}_{M(\text{tor2})} = -\bar{I}_S^{-1} \bar{I}_M \quad (28)$$

[0128] 这种归一化方法有利于处理多个不同条件下的激励-响应数据组。

[0129] 最后, 经过路径规划、物理化简以及数学变形三个层面的简化之后, 步骤 (2.1) 中得到的数学变形后的模型可以简化为式 (29) 所示:

$$[0130] \quad \dot{\theta}_{\text{base}} = f(M_{\text{fuel}}, \vec{b}_{\text{fuel}}; \dot{\theta}_{\text{arm}}, \theta_{\text{arm}(1,2)}, \theta_{\text{base}}) \quad (29)$$

[0131] 则, 式 (29) 即为步骤 (2) 得到的运动学参数的在轨辨识模型。

[0132] 步骤 (3): 获取所述星-臂耦合系统的机械臂运动关节的运动状态数据, 以及对应的主星运动状态实测数据。

[0133] 具体地, 所述机械臂运动关节的运动状态数据可以通过机械臂运动关节的角速度传感器、角度传感器、以及力矩传感器获取。

[0134] 所述主星运动状态实测数据可以通过星光传感器等姿态测量传感器件实时测量得到。

[0135] 步骤 (4): 使用群体智能搜索算法 (这里是申请人研发的概率化种群密度迭代法) 不断比较主星运动状态模拟数据和步骤 (3) 中得到的实测数据, 以两者之间的差距最小为优化目标, 对运动学参数中的燃料质量、燃料箱质心位置的估计值进行优化, 将这些参数的优化结果作为辨识结果。

[0136] 具体地, 如图 3 所示, 步骤 (4) 的概率化种群密度迭代法包括以下分步骤:

[0137] 步骤 (4.1): 建立与优化问题相关联的四维搜索空间, 其每个维与每个待优化参数一一对应, 空间的大小受待优化参数的取值范围约束。在该搜索空间中随机分布 N 个初代种子, 计算每个种子所处位置的评估函数 $e(n)$ 的值。

[0138] 具体地, 评价函数 $e(n)$ 的计算方式如下: 将种子空间位置所对应的四个参数估计值代入步骤 (2) 中的辨识模型, 得到主星运动状态模拟数据, 将该模拟数据和步骤 (3) 中得到的主星运动状态实测数据进行比较, 得到评价函数 $e(n)$:

$$[0139] \quad e(n) = e(M_{\text{fuel}}, \vec{b}_{\text{fuel}}) = \log \left[\left(\frac{w_x - w'_x}{w'_x} \right)^2 + \left(\frac{w_y - w'_y}{w'_y} \right)^2 + \left(\frac{w_z - w'_z}{w'_z} \right)^2 \right] \quad (30)$$

[0140] 其中, $n(n = 1, 2, \dots, N)$ 为所计算的种子序号, 在本实施例中, 设定 $N = 500$; w'_x, w'_y, w'_z 为前述主星运动状态模拟数据的三个姿态角速度分量; w_x, w_y, w_z 为前述主星运动状态实测数据的三个姿态角速度分量。

[0141] 由是, 根据模拟数据与实测数据的比较结果, 对步骤 (4) 中设定的运动学参数的测试值进行优化, 也就是求使 e 达到最小的 M_{fuel} 和 \vec{b}_{fuel} , 即求:

$$[0142] \quad \arg \min_{m_{df}, \vec{b}_f} e(M_{fuel}, \vec{b}_{fuel}) \quad (31)$$

[0143] 步骤 (4.2): 从当代种子中抽取一个评价函数值较大的种子作为父本。

[0144] 一个典型的群体智能搜索算法一般假设, 对优化问题中的函数形态和搜索空间没有任何认知。为此则不妨简单认为: 表现较好的粒子周围, 有更大概率存在更优点。

[0145] 由此, 抽取种子时遵循以下原则:

[0146] 1、每一代中的所有种子, 都有一定概率被抽取出来成为父本;

[0147] 2、每次只抽取一个父本, 但单个种子可以多次被抽取为父本;

[0148] 3、为保证种群数量平衡, 每一代中都要抽取父本 N 次;

[0149] 4、某个种子被抽中的概率取决于其误差函数 e 。 e 越小, 概率越高。

[0150] 具体地, 在单次抽取中, 定义随机变量 S , 令 $S = n$ 表示取粒子 n 为种子。则抽中粒子 n 为种子的概率 $p(S = n)$ 满足:

$$[0151] \quad \xi(k) = \left[\max_k e(k) - e(k) \right]^{K_p}, k = 1, 2, \dots, K$$

$$p(k) = \frac{\xi(k)}{\sum_{k=1}^K \xi(k)} \quad (32)$$

[0152] 其中, N 为每代粒子总数, $f(n)$ 为粒子 n 的评价函数, $\xi(n)$ 为粒子 n 的适应度函数。将适应度函数归一化即为粒子成为种子的概率。

[0153] K_p 为指定的参数, 用于控制收敛速度。 K_p 较大时, 表现较好的粒子就有更大概率成为种子, 算法收敛速度更快; K_p 较小时, 表现不好的粒子也能获得相当机会, 兼顾了搜索的多样性。一般而言, K_p 的取值在 $1 \sim 2$ 之间。在本实施例中, 令 $K_p = 1.6$ 。

[0154] 步骤 (4.3): 由抽取的父本随机生成一个新种子, 并计算其误差函数 e 的值。返回步骤 (4.2) 不断迭代, 直到生成的新种子数量达到 $N(n = N+1, N+2, \dots, 2N)$ 。

[0155] 由父本生成新粒子时遵循以下原则:

[0156] 1、每个父本生成一个种子;

[0157] 2、只有满足取值范围要求 (在搜索空间内) 的新种子才会被视为有效并

[0158] 保留下来, 否则必须尝试重新生成。

[0159] 3、父本生成新种子的分布范围与其周围种子的聚集程度相关, 周围种子

[0160] 越密集, 新种子分布范围越小。

[0161] 具体地, 设每个种子所生成的单个新粒子的位置为随机变量 x , 令其服从如下 K 维高斯分布:

$$[0162] \quad x \sim N_p(\mu, \Sigma) \quad (3)$$

[0163] K 即为优化问题的参数维数,令多维高斯分布的均值向量 μ 为该种子的位置,协方差矩阵 Σ 满足下式:

$$[0164] \quad \sigma_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [x_i(n) - \mu_i][x_j(n) - \mu_j]$$

$$[0165] \quad \Sigma = K_{\Sigma} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1K} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2K} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sigma_{K1} & \sigma_{K2} & \cdots & \sigma_{KK} \end{bmatrix} \quad (4)$$

[0166] 其中, μ_i 为种子位置的第 i 轴分量, $x_i(n)$ 为粒子 n 位置 $x(n)$ 的第 i 轴分量, K_{Σ} 为设定的比例系数(或比例矩阵),用于调节收敛速度和搜索能力。 K_{Σ} 越大则由种子生成的新粒子分布越弥散,收敛速度越慢。一般而言, K_{Σ} 的取值范围在 $0 \sim 1$ 之间。在本实施例中,设定 $K_{\Sigma} = 0.01$ 。

[0167] 若所生成粒子的位置 x 超出优化的搜索空间,则放弃该种子,重新生成。

[0168] 若所生成粒子有效,则计算其误差函数 e 的值,然后返回步骤(4.2),反复抽取、生成,直到有效新粒子的数量达到 $N(n = N+1, N+2, \dots, 2N)$ 。

[0169] 步骤(4.4):将所有本代粒子和所生成粒子按误差函数 e 的大小升序排列($n = 1, 2, \dots, 2N$),取其中 $n = 1, 2, \dots, N$ 的前 N 个粒子作为下一代粒子。

[0170] 步骤(4.5):返回步骤(4.2),不断迭代,直到迭代次数达到预定值,或者精度满足要求。在本实施例中,令种群达到第 20 代时停止迭代,返回此时的全局最优值作为辨识结果。

[0171] 在实际应用中,以上所述算法中的各项参数可以根据实际需要具体设定。

[0172] 如图 2 所示,所述装置包括:第一建模单元、第二建模单元、第一数据获取单元、第二数据获取单元和优化单元。

[0173] 所述第一建模单元,用于建立与所述星-臂耦合系统在标定燃料下的运动学预测模型。

[0174] 所述第二建模单元,用于根据所述运动学预测模型,获取所述星-臂耦合系统的运动学参数的在轨辨识模型。

[0175] 所述第一数据获取单元,用于获取所述星-臂耦合系统的机械臂运动关节的运动状态数据,以及主星运动状态实测数据。

[0176] 所述第二数据获取单元,用于设定一组运动学参数的测试值,利用所述测试值和所述机械臂运动关节的运动状态数据,结合所述在轨辨识模型,得到主星运动状态模拟数据。

[0177] 所述优化单元,用于将所述主星运动状态模拟数据和所述主星运动状态实测数据进行比较,根据比较结果,对所述运动学参数的测试值进行迭代优化,得到所述运动学参数的辨识值。

[0178] 优选的,所述运动学预测模型为:

$$[0179] \quad \bar{I}_S \dot{\phi}_S + \bar{I}_M \dot{\phi}_M = L_0 \quad (22)$$

[0180] 其中,所述星-臂耦合系统的主星的广义雅克比矩阵 \bar{I}_S 为:

[0181]

$$\bar{I}_S = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i \right)^T \left[I_i \right] \left({}^i A_A \right)^T \left({}^A A_0 \right)^T \hat{x}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \alpha} \left({}^0 A_j \right)^T a_j + {}^0 A_{j-1} \right)^T b_{j-1} \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i \right)^T \left[I_i \right] \left({}^i A_A \right)^T \left({}^A A_0 \right)^T \hat{y}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \beta} \left({}^0 A_j \right)^T a_j + {}^0 A_{j-1} \right)^T b_{j-1} \right)^T \\ \left(\sum_{i=0}^n \left({}^A A_i \right)^T \left[I_i \right] \left({}^i A_A \right)^T \left({}^A A_0 \right)^T \hat{z}_0^T \right)^T + \left(\sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times \sum_{j=1}^n K_{ij} \frac{\partial {}^A A_0}{\partial \gamma} \left({}^0 A_j \right)^T a_j + {}^0 A_{j-1} \right)^T b_{j-1} \right)^T \end{bmatrix}^T \quad (23)$$

[0182] 所述星-臂耦合系统的机械臂的广义雅克比矩阵 I_M 为:

$$\bar{I}_M = \begin{bmatrix} \left(\sum_{i=1}^n \left({}^A A_i \right)^T \left[I_i \right] \left({}^i A_A \right)^T \left({}^A A_1 \right)^T \hat{z}_1 + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{i1} \right)^T + \\ \vdots \\ \left(\sum_{i=n}^n \left({}^A A_i \right)^T \left[I_i \right] \left({}^i A_A \right)^T \left({}^A A_n \right)^T \hat{z}_n + \sum_{i=0}^n m_i \cdot {}^A r_i \times v_{in} \right)^T \end{bmatrix}^T \quad (24)$$

[0184] $\dot{\phi}_S = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix}$ 为主星姿态角速度, $\dot{\phi}_M = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \vdots \\ \dot{\theta}_n \end{bmatrix}$ 为机械臂关节角速度, L_0 为惯性坐标系下

的初始角动量。

[0185] 优选的,所述在轨辨识模型为:

$$\dot{\theta}_{base} = f(M_{base}, \vec{b}_{base}, \mathbf{I}_{base}, M_{arm}, \vec{b}_{arm}, \mathbf{I}_{arm}, \theta_{arm}, \theta_{base}, \dot{\theta}_{arm}) \quad (25)$$

[0187] 优选的,所述优化单元包括:比较子单元和优化子单元;

[0188] 所述比较子单元,用于将所述主星运动状态模拟数据和所述主星运动状态实测数据进行比较:

$$e(n) = e(M_{fuel}, \vec{b}_{fuel}) = \log \left[\left(\frac{w_x - w'_x}{w'_x} \right)^2 + \left(\frac{w_y - w'_y}{w'_y} \right)^2 + \left(\frac{w_z - w'_z}{w'_z} \right)^2 \right]$$

[0190] 其中, n ($n = 1, 2, \dots, N$) 为所计算的种子序号; w'_x 、 w'_y 、 w'_z 为前述主星运动状态模拟数据的三个姿态角速度分量; w_x 、 w_y 、 w_z 为前述主星运动状态实测数据的三个姿态角速度分量;

[0191] 所述优化子单元,用于采用种群智能搜索算法对所述运动学参数的测试值进行优化,使 e 达到最小。

[0192] 本发明具有如下有益效果:

[0193] 第一:该方法只需要获取所述待辨识对象的机械臂运动关节的运动状态数据,具体的,通过机械臂转动影响主星的姿态,从而测量主星姿态的角速度来获取所述运动状态数据。由此可见,本方法无需借助外力即可实现,因此不需要消耗外界材质和能量。

[0194] 第二:该方法仅需要测量角动量的信息而无需测量线动量信息。由于在空间测量

中,动态的角动量信息的测量精度可以很高,但是动态线动量的测量精度难以保证,一般需要长时间的累积测量滤波才能收敛。由此可见,本发明所述方法与现有技术相比,更易于实现。

[0195] 第三:该方法不需要限定任务空间,不像神经网络辨识必须先设定好的任务空间内进行训练,辨识也必须在训练空间的包络范围内。因此本发明具有较强的泛用性。

[0196] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

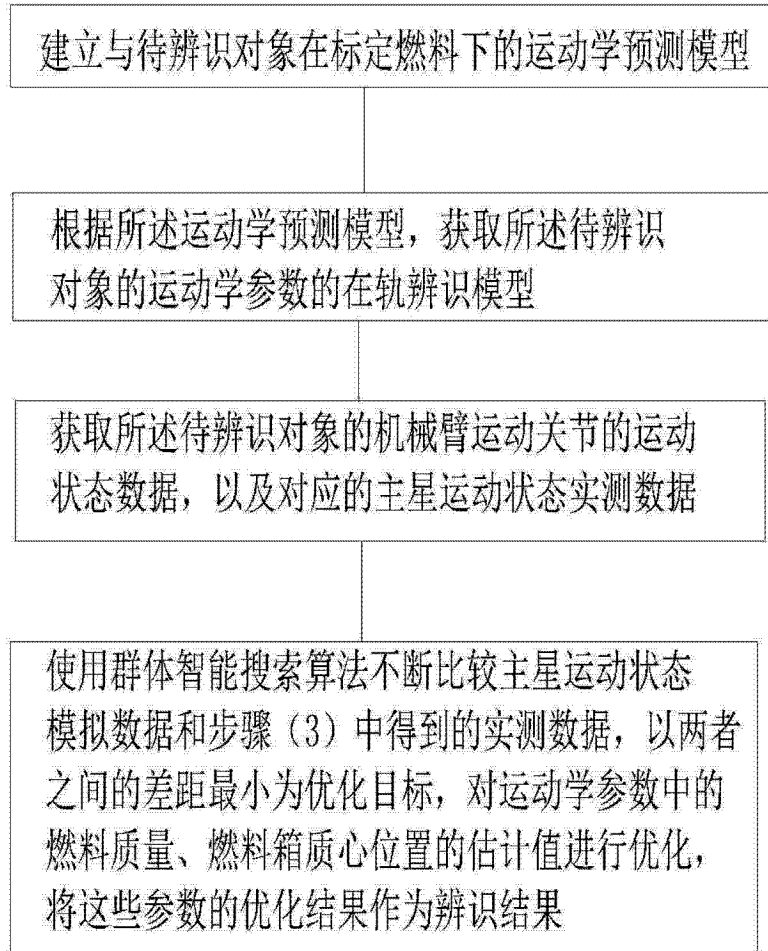


图 1

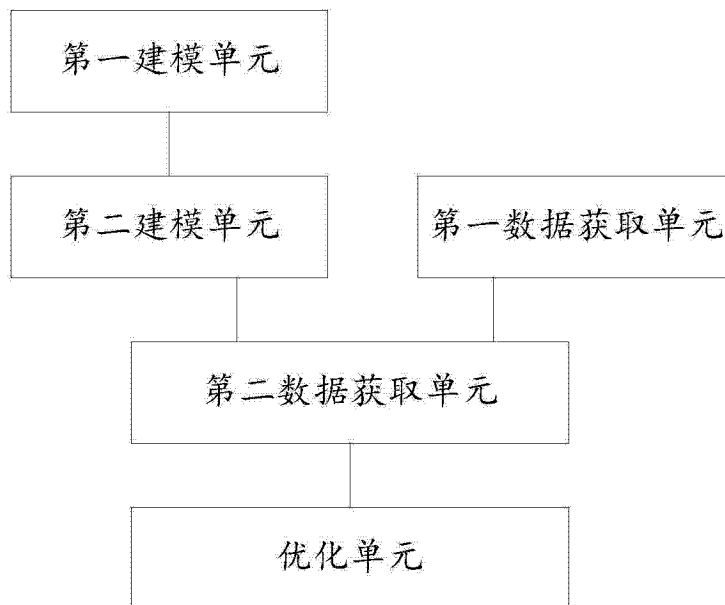


图 2

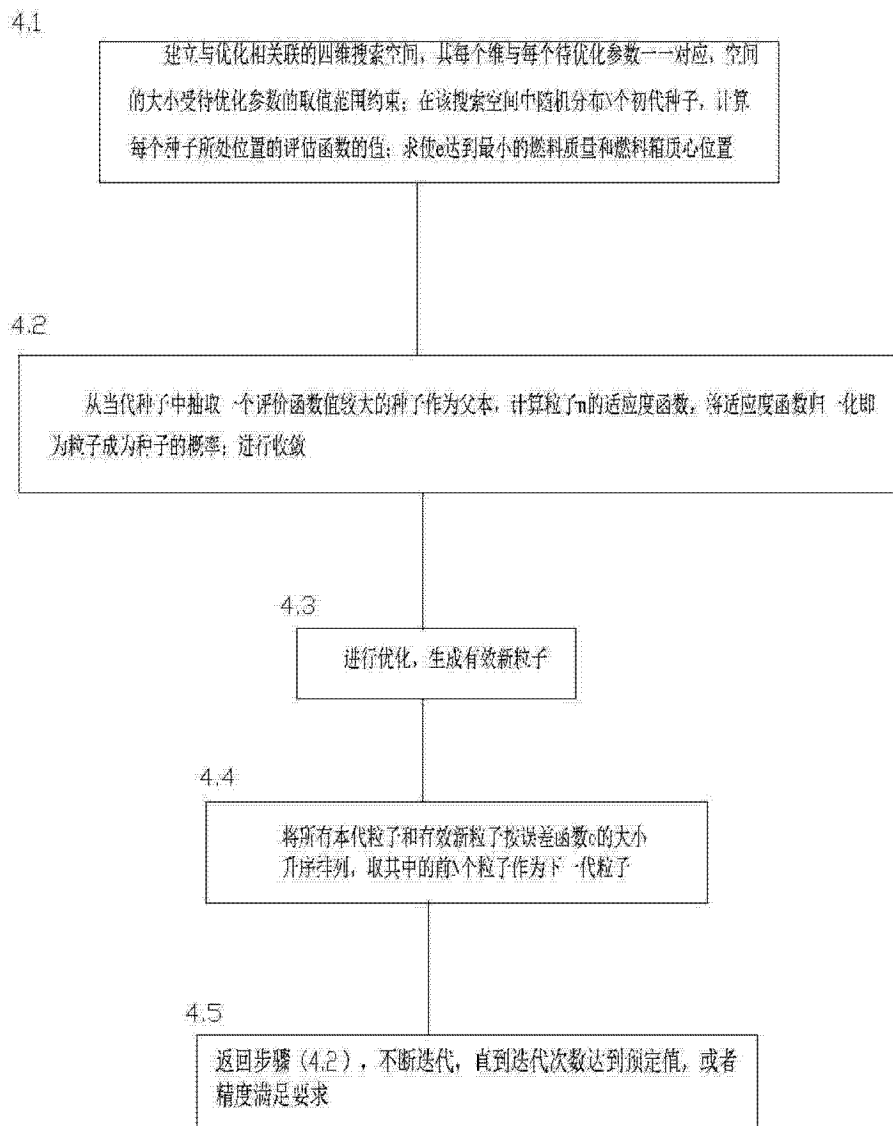


图 3